

Федеральное государственное автономное  
образовательное учреждение высшего образования  
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»  
Институт космических и информационных технологий  
Базовая кафедра геоинформационных систем

УТВЕРЖДАЮ  
Заведующий кафедрой

\_\_\_\_\_ В.И. Харук

« \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2017 г.

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Сегментация, управляемая целями

наименование темы

09.04.01 Информатика и вычислительная техника  
09.04.01.07 Дистанционное зондирование и ГИС-технологии в мониторинге  
природных и антропогенных экосистем

Научный руководитель \_\_\_\_\_ директор ИКИТ, д.т.н., профессор Г. М. Цибульский  
подпись, дата должность, ученая степень инициалы, фамилия

Выпускник \_\_\_\_\_ А. Ю. Шукилович  
подпись, дата инициалы, фамилия

Рецензент \_\_\_\_\_ С.Н.С., К.Т.Н М. А. Корец  
подпись, дата должность, ученая степень инициалы, фамилия

Нормоконтролер \_\_\_\_\_ Е. В. Федотова  
подпись, дата инициалы, фамилия

Красноярск 2017

Федеральное государственное автономное  
образовательное учреждение высшего образования  
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»  
Институт космических и информационных технологий  
Базовая кафедра геоинформационных систем

УТВЕРЖДАЮ  
Заведующий кафедрой

\_\_\_\_\_ В.И. Харук  
подпись

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2017 г.

ЗАДАНИЕ  
НА ВЫПУСКНУЮ КВАЛИФИКАЦИОННУЮ РАБОТУ  
в форме магистерской диссертации

Студенту Шукилову Алексею Юрьевичу

Группа: КИ15-01-7М Направление (специальность): 09.04.01

Информатика и вычислительная техника

Тема выпускной квалификационной работы: «Сегментация, управляемая целями»

Утверждена приказом по университету № 7122 от 01 июня 2017 г.

Руководитель ВКР: Цибульский Геннадий Михайлович, профессор кафедры систем искусственного интеллекта

Исходные данные для ВКР: снимок SPOT 6, карты сельскохозяйственных полей Сухобузимского района.

Перечень разделов ВКР:

- введение;
- обзор методов сегментации;
- изображения, космоснимки и их текстурное описание;
- инструментальные средства;
- алгоритм на примере сельскохозяйственных угодий;
- заключение;
- список использованных источников.

Перечень графического материала: презентационные слайды PowerPoint.

Руководитель ВКР \_\_\_\_\_  
подпись

Г.М. Цибульский

Задание принял к исполнению \_\_\_\_\_  
подпись

А. Ю. Шукилов

« \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2017 г.

## АННОТАЦИЯ

Магистерская работа по теме «Сегментация, управляемая целями» содержит 42 страницы текстового документа, 17 иллюстраций, 14 использованных источников.

Цель работы – определение и апробация способа неявного задания критерия компактности для сегментации изображений.

В магистерскую диссертацию входит введение, четыре главы и заключение.

Во введении поставлены цель и задачи.

В первой главе описаны теоритические основы сегментации изображений, а также написан обзор литературы, по состоянию данной проблемы в современное время.

Во второй главе приведено описание спутников и данных, которые были получены с них, а также существующие признаки для изображений.

В третьей главе описаны инструментальные средства, с помощью которых проведена работа и модули, написанные дополнительно.

В четвертой главе представлено описание работы алгоритма и результаты, полученные в работе.

Заключение посвящено подведению итогов по всей проделанной работе.

Ключевые слова: *текстурные признаки, кластеризация, сегментация, алгоритм заливки областей с затравочной точкой, коэффициент Бхаттачария*

## СОДЕРЖАНИЕ

Введение .....	4
1. Обзор методов сегментации .....	6
1.1 Теоритические основы сегментации изображений .....	6
1.2 Обзор литературы .....	7
2. Изображения, космоснимки и их текстурное описание .....	13
2.1 Изображения, космоснимки .....	13
2.2 Признаки изображений .....	14
2.3 Текстуры признаки изображений .....	16
2.4 Данные дистанционного зондирования Земли, использующиеся в агромониторинге .....	22
3. Инструментальные средства .....	24
3.1 Программный комплекс ENVI .....	24
3.2 Модуль получения данных содержащих текстурные признаки .....	25
3.3 Модуль расчета коэффициента Бхаттачария .....	26
4. Алгоритм на примере сельскохозяйственных угодий .....	27
4.1 Способ неявного задания критерия компактности .....	27
4.2 Расчет признакового пространства. Преобразование главных компонент .....	29
4.3 Кластеризация .....	32
4.4 Алгоритм сегментации .....	36
Заключение .....	40
Список использованных источников .....	41
ПРИЛОЖЕНИЕ А. Листинг модуля расчета текстурных признаков .....	43

## ВВЕДЕНИЕ

Сегментация изображений по сей день остается актуальной проблемой. Цель сегментации – разделение изображения на существенные части, тем самым сегментация определяет семантику изображения. На сегодняшний день известно большое количество алгоритмов сегментации изображений. В качестве изображений для алгоритмов сегментации могут выступать самые различные данные: от модельных изображений до фото и видеоизображений. Но общим для всех методов сегментации является априорное задание некоторого отношения эквивалентности или компактности, которое задается явным образом. Иными словами, исследователи еще до начала работы алгоритма сегментации задают ограничения для нахождения необходимого объекта.

Особенностью работы является то, что цели, или объекты, которые преследуются в работе заданы неявно, как и само отношение эквивалентности.

Цель диссертационной работы состоит в определении и апробации способа неявного задания критерия компактности для сегментации изображений.

Для достижения поставленной цели сформирован ряд задач:

- определение первоначального набора признаков и выявление наиболее информативного набора;
- определение естественного количества классов на изображении;
- проведение кластеризации и сегментации изображения.

В текущей работе в качестве априорной информации для алгоритма сегментации служат карты сельскохозяйственных полей Сухобузимского района, Красноярского края. И для каждого поля автоматически вычисляются ограничения в пределах которых необходим поиск объекта. В связи с изменением различных условий произрастания культур от сезона к сезону, таких как вспашка, обработка химикатами, увлажнение, реальные границы произрастающих культур на полях искажены. В связи с этим определение реальных границ произрастания культур внутри полей является актуальной

задачей. При обнаружении границ с/х культур существуют площади, которые не обрабатывались должным образом, либо по иным обстоятельствам, тем самым отличаются от общей массы и являются местами пристального наблюдения агрономами.

# 1 Обзор методов сегментации

## 1.1 Теоритические основы сегментации изображений

Методами сегментации решаются множество задач, по распознаванию образов, при этом в каждом из методов сегментации в зависимости от преследуемых целей определяются критерии компактности.

Сегментация изображения - это разделение изображение на области (фрагменты), однородные по некоторому критерию. Сегментация используется для того чтобы выделить границы или объекты на изображении.

По методам сегментации выделяют, такие виды:

- пороговые методы сегментации;
- методы связывания контуров и нахождения границ;
- методы наращивания областей.

Пороговая обработка заключается в разделении всех элементов изображения, чаще всего, на два класса по признаку яркости, то есть в выполнении поэлементного преобразования вида:

$$f'(m, n) = \begin{cases} 0, & f(m, n) \geq t; \\ 1, & f(m, n) < t, \end{cases} \quad (1)$$

где  $t$  некоторое «пороговое» значение яркости.

Существует также многоуровневая пороговая обработка

$$f'(m, n) = \begin{cases} 1, & f(m, n) \in D_1; \\ 2, & f(m, n) \in D_2; \\ n, & f(m, n) \in D_n. \end{cases} \quad (2)$$

Наиболее известными и часто употребляемыми алгоритмами поиска границ яркости являются:

- оператор Робертса;
- оператор Собеля;
- оператор Превитта;



- оператор Кирша;
- детектор границ Канни.

Все вышеперечисленные алгоритмы выделяют границы на изображении путем прохода определенной маски по изображению и определения мест, в которых градиент является наиболее высоким. Алгоритмы обнаружения границ наиболее исследованы по сравнению с другими алгоритмами сегментации, поэтому в многие исследователи используют в дополнение к своим алгоритмам и алгоритмы обнаружения границ.

Последние методы в данном списке – методы наращивания областей. Идея метода наращивания областей состоит в анализе яркости, или иного признака в стартовой точке, а также её соседних точек в соответствии с некоторым критерием компактности, и в последующем зачислении проанализированных точек в ту или иную группу.

В более эффективных вариантах метода в качестве отправной точки используются не отдельные пиксели, а разбиение изображения на ряд небольших областей. Затем каждая область проверяется на однородность, и если результат проверки оказывается отрицательным, то соответствующая область разбивается на более мелкие участки. Процесс продолжается до тех пор, пока все выделенные области не выдержат проверку на однородность.

## **1.2 Обзор литературы**

Основными источниками, раскрывающими теоретические и практические основы сегментации изображений по текстурным признакам, явились 4 отечественные (российские) работы и 2 зарубежные работы. Наиболее приближенными работами к диссертационной тематике, оказались работы описанные ниже.

Автором основополагающих работ в анализе изображений и применимости текстурных признаков считается Роберт Харалик. Текстуры

признаки, как известно, могут быть рассчитаны при помощи матрицы пространственно-зависимых соседних ячеек, данные наборы признаков получили название текстурные признаки Харалика. Одной из основных работ в этой области можно привести следующую статью Textural features for image classification под авторством Robert M. Haralick, K. Shanmugam, Its'hak Dinstein [1].

Статья является с одной стороны обзорной, т.к. значительная часть посвящена изучению матрицы пространственно зависимых ячеек, со всеми подробностями её построения. Но с другой стороны статья показывает практическую значимость данных признаков в различных алгоритмах сегментации и на различных данных

В статье показывается применимость текстурных признаков к различным типам данных. Так в ней представлены три типа данных: снимки фотомикрографии различных типов песчаников, снимки, полученные путем аэрофотосъемки и снимки, полученные с многоспектрального прибора спутника. В работе представлен ряд текстурных признаков, которые могут применяться в различных целях.

В заключении авторы говорят, что хоть признаки и показали удовлетворительные результаты в работе, а именно точность составила 80 – 84% для различных типов данных, на практике же, планировалось более подробное изучение всего признакового пространства, упомянутого в статье, на применимость к различным данным.

Статья автора Н. В. Колодниковой «Обзор текстурных признаков для задач распознавания образов» носит обзорный характер, в отличие от предыдущей статьи. [2] В статье дается обоснование значимости текстурных признаков по сравнению со спектральными признаками. Автор статьи собрал воедино большую коллекцию текстурных признаков, которые были описаны множеством авторов до этого.

В статье дается описание такого понятия как текстура. «Текстура, в широком смысле этого слова, – это некоторый участок изображения, но не

любой, а только тот, который имеет однородные статистические характеристики. А, следовательно, текстуру можно описать некоторыми признаками. Под признаками текстур обычно понимают характерные свойства, общие для всех текстур данного класса».

Статья состоит из перечисления различных текстурных признаков и описания каждого из них. Большая часть данной работы посвящена текстурным признакам Харалика, их применимости.

Одним из разделов статьи следует рассмотрение немало важной проблемы – выбора информативных признаков. Выбор информативности признаков – это одна из ключевых задач, которую необходимо решить в любой работе, посвященных применению признаков в сегментации. Данная проблема возникает в силу того, как пишет автор, что все текстурные признаки одинаково информативны при классификации тех или иных ландшафтов, но существует ряд признаков, которые показывает наибольшую эффективность при классификации по отношению к другим. Поэтому следует более качественно подходить к выбору признаков пространства, для дальнейшей работы с ним.

Не малый вклад внес в части распознавания образов И. А. Пестунов. Статья «Информативность систем текстурных признаков для классификации спутниковых изображений с высоким пространственным разрешением» [3] наглядно показывает роль текстуры в методах распознавании образов.

Автор поясняет с самого начала, что «непрерывное развитие систем ДЗЗ приводит к росту числа спутников, обеспечивающих высокое пространственное разрешение. При таком разрешении для многих классов, типов земной поверхности основная часть содержится в текстуре, таким образом, развитие систем дешифрирования по текстурным признакам является приоритетным направлением».

Статья посвящена проблеме информативности систем текстурных признаков. Работа выполнена с использованием четырех наиболее популярных методов, со слов автора, основанных на статистиках гистограммы абсолютных разностей и матрицы смежности уровней серого тона, а также

авторегрессионной модели SAR и гауссовской марковской модели случайных полей GMRF.

В результате автор показывает, что наиболее лучшие результаты показали первые два метода и их комбинация в паре. Остальные методы также заслуживают внимания, но в меньшей степени.

А. А. Мицель, Н. В. Колодникова, К. Т. Протасов. Непараметрический алгоритм текстурного анализа аэрокосмических снимков [4].

В статье рассмотрены основные проблемы, описанные выше, такие как проблема информативности признаков, выбор скользящего окна.

Авторы упоминают, что выбор признакового пространства немаловажен в работах посвященные классификации изображений. В статье приводятся признаки, которые были использованы в работе, все признаки построены на основе матрицы пространственно-зависимых серых тонов. Среди них встречаются: энергия, энтропия, максимальная вероятность, суммарная дисперсия и другие, порядка 15 штук.

Небольшой раздел посвящен выбору скользящего окна. Признаки выделяются путем статистических расчетов в некотором скользящем окне, которое может существенно повлиять на результат классификации. Так, например, слишком большое окно со слов авторов, уместно использовать для нахождения крупных объектов и влияние отдельных пикселей, или шума, не будет оказывать особого влияния на картину в целом, но в тоже время оно ухудшает пространственное разрешение в результате классификации. С другой стороны, в малом окне может оказаться недостаточное количество статистической информации, на которую может повлиять шум, что может повлиять на результат классификации и приведет к её недостоверности.

Как и в остальных работах, авторы данной статьи упоминают о проблеме выбора набора текстурных признаков, который был бы универсальным в различных задачах. Эта проблема остается не решенной, количество текстурных признаков растет, а качество их, по-прежнему, проверяется отдельно каждого эмпирическим путем.

Проблема выбора признакового пространства возникает во всех работах, каждый решает эту задачу по-своему. Существует мнение, что необходимо задавать всевозможные признаки, которые позволяют хоть немного улучшить информативность. С одной стороны, это верно, так как при увеличении информативности, каждый класс будет описываться дополнительным признаком, но это утверждение верно лишь до определенного числа признаков, которое так же неизвестно. С другой стороны, когда количество признаков слишком велико, новые признаки могут не только не улучшить качество результатов классификации, а даже ухудшить.

И. А. Пестунов, С. А. Рылов. Алгоритмы спектрально-текстурной сегментации спутниковых изображений высокого пространственного разрешения [5].

В предыдущей статье И. А. Пестунова, уже приводились работы по объединению пар и троек различных методов получения текстурных признаков. Данные пары давали прирост к качеству результатов классификации, в отличии, когда методы использовались по отдельности, хотя прирост был не существен.

В данной же работе авторы применили совсем иной подход и проводили сегментацию изображений, модельных и реальных, на основе двух типов признаков: спектральных и текстурных.

Сегментация по спектральным признакам давала слишком раздробленное изображение – картосхему. Данный результат был слишком раздробленный и не представлял никакого согласования с реальными классами. Затем результат сегментации по спектральным признакам подвергся сегментации по текстурным признакам. Таким образом, снижалась степень раздробленности на картосхеме, появлялось соответствие между классами в результате сегментации и реальных классов, тем самым появлялась некоторая мера информативности для пользователя.

Работа авторов, еще раз доказывает, что не стоит углубляться в конкретные методы нахождения признаков, для поиска признаков, которые дадут высокие результаты классификации, или сегментации. Стоит обратить внимание на

совокупность методов нахождения признаков, которые так же дают высокое качество в результате классификации.

Последней статьей, представленной в обзоре будет статья авторов Fernando J. Aguilar, Manuel A. Aguilar. Using texture analysis to improve perpixel classification of very high resolution images for mapping plastic greenhouses [6].

Статья посвящена сравнительному анализу нахождения теплиц по двум типам данных: данные QuickBird и данные IKONOS. В данной работе были использованы как спектральные, так и текстурные признаки.

Авторы затрагивают уже озвученную проблему выбора скользящих окон. Они также обсуждают плюсы и минусы выбора больших и малых окон.

Подводя итог стоит отметить, места наиболее пристального внимания авторов:

- 1) выбор набора признаков, для кластеризации или сегментации изображений;
- 2) определение размерности используемого окна для нахождения признаков;
- 3) выбор метода сокращения признакового пространства и выделения наиболее информативной составляющей, при большом количестве признаков;
- 4) выбор методов кластеризации и сегментации наиболее подходящих для поставленных задач.

Таким образом, проанализировав работы различных авторов можно заметить, что задачи, поставленные в данной работе обобщенно совпадают с их задачами.

## **2 Изображения, космоснимки и их текстурное описание**

### **2.1 Изображения, космоснимки**

Как правило, под понятием космические снимки в широких массах понимают обработанные данные дистанционного зондирования Земли, представленные в виде изображений.

Исходная информация космических снимков представляет собой зарегистрированное определённым видом сенсоров электромагнитное излучение. Такое излучение может иметь как естественный природный характер, так и отклик от искусственного (антропогенного или иного) происхождения. Например, снимки Земли, т.н. оптического диапазона, представляют собой по сути обычную фотографию. Такие снимки характеризуются тем, что регистрируют отражение естественного излучения Солнца от поверхности.

Снимки, использующие отклик от искусственного излучения, похожи на фотографию ночью при фотовспышке, когда естественной подсветки нет и используется свет, отражённый от яркой вспышки лампы. В отличие от любительской съёмки, КА могут использовать переизлучение (отражение) в диапазонах электро-магнитного спектра, выходящего за пределы оптического диапазона, видимого глазом человека и чувствительного для сенсоров бытовых камер. Например, таковы радарные снимки, для которых облачность атмосферы является прозрачной. Такие снимки дают изображение поверхности Земли или других космических тел «через облачность».

В самом начале для получения космических снимков использовался либо классический фотографический способ — съёмка специальной фотокамерой на светочувствительную плёнку, с последующим возвращением капсулы с плёнкой из космоса на Землю, либо съёмка телевизионной камерой с передачей телесигнала на наземную принимающую станцию.

На начало 2009 года преобладает сканерный способ, когда поперечную развёртку (перпендикулярно маршруту движения КА) обеспечивает

сканирующий (качающийся механически или обеспечивающий электронную развёртку) механизм, передающий ЭМИ на сенсор (приёмное устройство) КА, а продольную развёртку (вдоль маршрута движения КА) обеспечивает само перемещение КА.

Космические снимки Земли и других небесных тел могут использоваться для самой различной деятельности: оценка степени созревания урожая, оценка загрязнения поверхности определённым веществом, определение границ распространённости какого-либо объекта или явления, определения наличия полезных ископаемых на заданной территории, в целях военной разведки и многое другое.

Но использование только изображений с спектральными признаками не всегда приносит желаемого результата исходя из этого многие исследователи проводят исследования по нахождению новых признаков.

## **2.2 Признаки изображений**

Признаком в распознавании образов считается одно из измерений образа или результат математического преобразования таких измерений; количество признаков, относящихся к образу, определяет его размерность.

Всю совокупность признаков Претт разделил на следующие группы:

- яркостные;
- гистограммные;
- пространственно-спектральные;
- контурные;
- цветовые контуры;
- пятна и линии;
- текстурные признаки.

Далее немного подробнее о каждой из групп.



Одним из важных яркостным признаком изображения является светлота. Она выражается через яркость, спектральную интенсивность, координаты цвета. Измерения можно проводить или в точке, или в окрестности точки.

Существует множество различных способов определения яркостных признаков. Можно использовать признаки непосредственно напрямую или же перейти к новым яркостным признакам, используя линейные или не линейные преобразования.

Гистограммные признаки — это некоторое распределение, например, вероятностей, частот и др. Форма гистограммы распределения частот дает сведения о свойствах изображения. Например, узкая диаграмма – низкий контраст, а бимодальная гистограмма указывает на то что на изображении присутствуют области разной яркости.

Пространственно-спектральные в большинстве алгоритмов построены на анализе результата преобразования Фурье.

Резкие изменения яркости, координат цвета, или параметров, характеризующих текстуру, простейшие контурные признаки. Чаще всего это очертания изображенных объектов. Для того чтобы усилить перепады яркости изображение подвергается линейной и/или нелинейной обработке. Что помогает в дальнейшей работе с изображением, например, сравнение с порогом.

Цветные изображения можно описать количественно, определяя для каждого элемента координаты цвета, пропорционально количеству красного, зеленого и синего. Яркость же можно описать формулой  $Y=aR+bG+cB$ .

Существует несколько определений цветовых контуров. Первое – контур – это перепад яркости. Второе – исследование каждой из компонент, и если перепад в каждой компоненте, то это и есть контур. Третье – контур имеет место, если расстояние между векторами цвета по обе стороны предполагаемого перепада превосходит некоторый пороговый уровень.

Пятно – относительно маленькая область изображения, яркость которой значительно отличается от яркости её окрестности.

Текстурные признаки описывают «рисунок», «узор» изображения и позволяют учитывать неоднородность яркостей областей пикселей, как соседних, так и на изображении в целом.

### **2.3 Текстурные признаки изображений**

Несмотря на повсеместное присутствие текстур в изображениях и их важность, формального подхода к описанию текстуры и строгого ее определения пока не существует, и методы различения текстур, как правило, разрабатываются отдельно для каждого конкретного случая.

В статье Андреева Г.А. «Анализ и синтез случайных пространственных текстур» под текстурой понимают «пространственную организацию элементов в пределах некоторого участка поверхности» [7]. Там же объясняется, что эта организация обусловлена определенным статистическим распределением интенсивности серых тонов или тонов различного цвета. Участок может считаться текстурным, если количество отмечаемых на нем перепадов интенсивности или изменений цвета достаточно велико.

Также можно дать определение текстуры, разделяя их следующим образом:

- по происхождению: на искусственные – графические знаки и узоры, расположенные на нейтральном поле, и естественные – например песок, вода, трава, лес, срезы дерева;
- по структуре поверхности: структурные, состоящие из геометрически правильных повторяющихся элементов, и стохастические, сформированные преобразованием последовательности коррелированных случайных чисел в соответствии с определенными алгоритм по относительным размерам элементов текстуры: мелкозернистые и крупнозернистые;
- по форме элементов текстуры: волнистые, пятнистые, неправильные, линейчатые.

Из приведенных выше определений следует, что текстура, в широком смысле этого слова, – это некоторый участок изображения, но не любой, а только тот, который имеет однородные статистические характеристики. А следовательно, текстуру можно описать некоторыми признаками. Под признаками текстур обычно понимают характерные свойства, общие для всех текстур данного класса.

В качестве признаков можно использовать статистические моменты пространственных распределений такие как:

– k-й начальный момент

$$T_1^k = n^{-2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n [f(i,j)]^k; \quad (3)$$

– энтропию

$$T_2 = - \sum_{g=0}^{N-1} F(g) \log_{10} F(g); \quad (4)$$

– энергию

$$T_3 = \sum_{g=0}^{N-1} [F(g)]^2; \quad (5)$$

– вариацию

$$T_4 = \sum_{g=0}^{N-1} (g - \mu)^2 F(g), \quad (6)$$

где  $n$  – размер скользящего окна в пикселях;

$f(i,j)$  – яркость пикселя в точке  $(i,j)$  скользящего окна;

$N$  – количество градаций яркости изображения;

$F(g)$  – количество пикселей с яркостью  $g$ ;

$\mu$  – среднее в окне.

Множество работ в данной области показывает, что текстурные характеристики, вычисляемые на основе одномерной гистограммы частот, не

учитывает взаимного расположения соседних пикселей в скользящем окне и позволяет оценить групповые характеристики в окне.

Таким образом, из текстурных признаков, основанных на статистических характеристиках, выделяют признаки: без учета взаимного расположения и с учетом взаимного расположения пикселей в плавающем окне.

Второй тип текстурных признаков активно развивался и получил название как текстурные признаки Харалика. Для формирования данных признаков используется матрица смежности.

Суть метода заключается в следующем. Пусть имеется окно прямоугольной формы  $N_x \times N_y$ , данное изображение является монохромным.

Одной из важных компонент в концептуальной основы текстуры является мера, а точнее 4 тесно связанные меры. И оцениваются на основе соседства пикселей (рисунок 1).

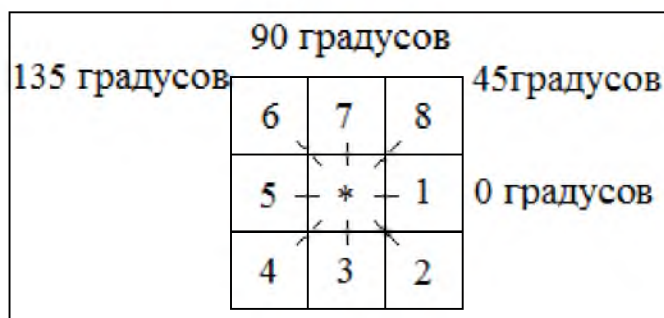


Рисунок 1 – Распределение пикселей относительно центрального

На рисунке выше, показано распределение соседних пикселей относительно центрального и имеют расстояние  $d = 1$ . Данный набор и используется для нахождения взаимного расположения пикселей.

Так на рисунке 2 представлены все наборы расстояния 1 и угла 0 на изображении размера 4 x 4.

(1,1)	(1,2)	(1,3)	(1,4)
(2,1)	(2,2)	(2,3)	(2,4)
(3,1)	(3,2)	(3,3)	(3,4)
(4,1)	(4,2)	(4,3)	(4,4)

{(1,1), (1,2)}	(1,2), (1,1)	(1,2), (1,3)	(1,3), (1,2)
(1,3), (1,4)	(1,4), (1,3)	(2,1), (2,2)	(2,2), (2,1)
(2,2), (2,3)	(2,3), (2,2)	(2,3), (2,4)	(2,4), (2,3)
(3,1), (3,2)	(3,2), (3,1)	(3,2), (3,3)	(3,3), (3,2)
(3,3), (3,4)	(3,4), (3,3)	(4,1), (4,2)	(4,2), (4,1)
(4,2), (4,3)	(4,3), (4,2)	(4,3), (4,4)	(4,4), (4,3)

Рисунок 2 – Все наборы расстояния 1 и угла 0 на изображении размера 4 x 4

На рисунке 3а представлено изображение размера 4 x 4, с 4 серыми тонами в диапазоне от 0 до 3. На рисунке 3b представлена общая зависимость взаимного расположения уровня серого тона. Значение ячейки матрицы смежности равна количеству пар, исходя из правила, что яркость центрального элемента должна равняться номеру строки матрицы смежности, а соседняя яркость номеру столбца матрицы смежности. Таким образом, на рисунке 3с-е представлены результаты данного вычисления.

При необходимости вычисляются частотные нормировки для матрицы смежности. Когда отношения является ближайшим горизонтальным или вертикальным соседом ( $d = 1$ ,  $\alpha = 0^\circ$  или  $\alpha = 90^\circ$ ), то будет  $2N(N - 1)$  пар соседних ячеек, в случае отношения диагонального соседства ( $d = 1$ ,  $\alpha = 45^\circ$  или  $\alpha = 135^\circ$ ) количество пар соседних ячеек будет равно  $2(N - 1)(N - 1)$ .

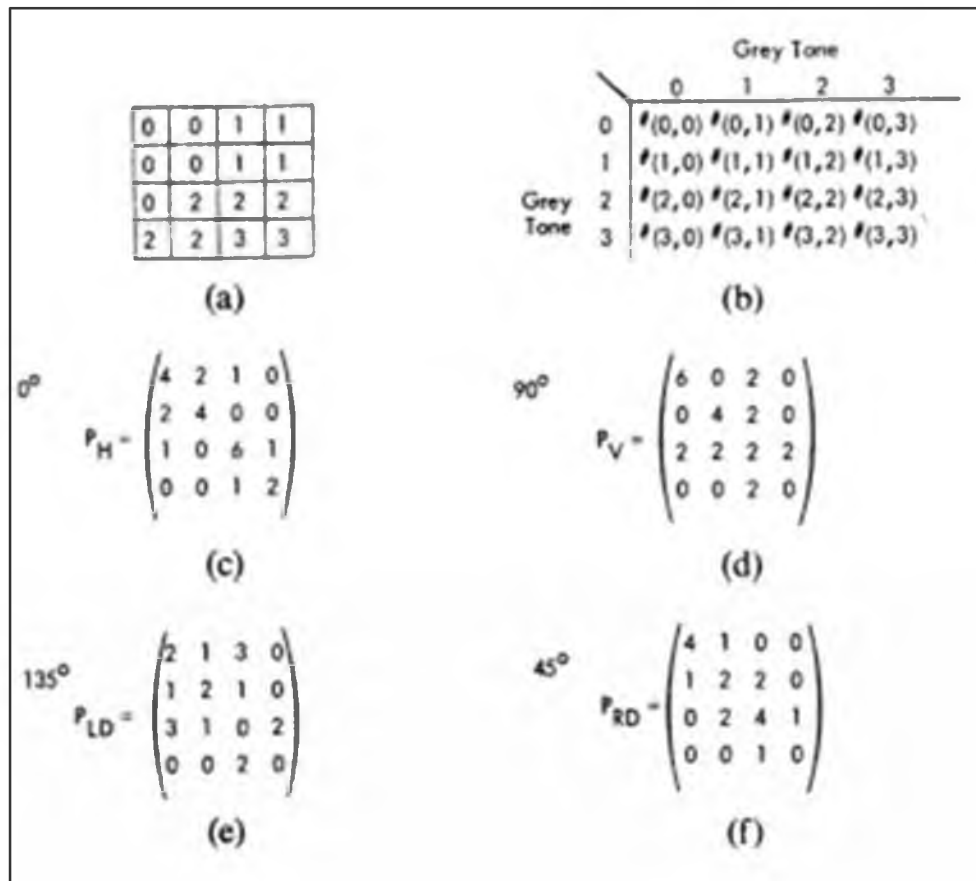


Рисунок 3 – Пример подсчета матриц пространственно-зависимых серых тонов

На основе вычисленных матриц смежности возможен расчет следующих текстурных признаков:

– среднее

$$T_5 = \mu_i = \mu_j \sum_{i=0}^{N-1} \left[ i \sum_{j=0}^{N-1} P(i,j) \right]; \quad (7)$$

– энергия

$$T_6 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} [P(i,j)]^2; \quad (8)$$

– контраст

$$T_7 = \sum_{n=0}^{N-1} n^2 \left[ \sum_{i=0}^N \sum_{j=1}^N P(i,j) / M \right]; \quad (9)$$

- однородность

$$T_8 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P(i, j) / (1 + |i - j|); \quad (10)$$

- дисперсия

$$T_9 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (i - \mu)^2 \left( \frac{P(i, j)}{M} \right), \quad (11)$$

где  $P(i, j)$  – частота появления двух пикселей в скользящем окне с яркостью  $i$  и  $j$  под углом  $\alpha$  на расстоянии  $d$ ,

$M$  – общее количество пар, примыкающих к друг другу элементов,

$$n = |i - j|.$$

Выше перечисленные статистические моменты позволяют формировать текстурные признаки, учитывающие взаимное расположение пикселе. В различной литературе приводятся так же следующие признаки:

- второй угловой момент

$$T_{10} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (P(i, j) / M)^2; \quad (12)$$

- вариация

$$T_{11} = \sum_{i=1}^N \left[ (i - \mu)^2 \sum_{j=1}^N P(i, j) \right]; \quad (13)$$

- коэффициент корреляции

$$T_{12} = \sigma_x^{-1} \sigma_y^{-1} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \left[ ij \left( \frac{P(i, j)}{M} \right) - \mu_x \mu_y \right]; \quad (14)$$

- момент обратной разности

$$T_{13} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N [1 + (i - j)^2]^{-1} (P(i, j) / M); \quad (15)$$

- энтропия и др.

$$T_{14} = - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \left( \frac{P(i,j)}{M} \right) \log \left( \frac{P(i,j)}{M} \right). \quad (16)$$

## 2.4 Данные дистанционного зондирования Земли, использующиеся в агромониторинге

На сегодняшний день в мире существует множество данных спутниковой съемки. Для поставленной задачи необходимо было изображение с высоким или сверхвысоким пространственным разрешением для более детального обнаружения реальной границы полей. Такими характеристиками обладает ряд КА, таких как: WorldView, GeoEye, SPOT, а также российские КА Ресурс-П. Но КА высокого и сверхвысокого пространственного разрешения поставляются на коммерческой основе. Данные со SPOT6 как говорилось ранее имеют коммерческий характер поставки и были выданы в учебных целях в институте космических и информационных технологий.

SPOT6 был запущен в 2012 году и добавил еще один спутник для непрерывной съемки к уже имеющемуся набору спутников SPOT [8]. Но в данном экземпляре более успешней проработаны отдельные элементы, что способствовало улучшению аппарата, в отличие от его предшественников.

Прибор имеет пять каналов, из которых четыре мультиспектральных и панхроматический каналы:

- панхроматический (450 – 745 нм)
- синий (450 – 525 нм)
- зеленый (530 – 590 нм)
- красный (625 – 695 нм)
- ближний инфракрасный (760 – 890 нм)

В мультиспектральном режиме прибор производит съемку с шести метровым пространственным разрешением, а панхроматическом режиме полуметровым пространственным разрешением. Радиометрическое



разрешение прибора составляет 12 бит на пиксель. Съемка происходит полосами шириной 60 км в надир, с максимальным углом отклонения от надира 45 градусов.

В текущей главе описаны теоретические основы признаков используемые повсеместно и другими исследователями, а также каким образом получают тот или иной признак. Детальней описаны текстурные признаки с математической точки зрения. Приведены основные характеристики изображения, используемого в работе КА SPOT6.

### 3 Инструментальные средства

#### 3.1 Программный комплекс ENVI

Программный комплекс *ENVI*, выпускаемый американской корпорацией *ITT Visual Information Solutions*, содержит набор функций для визуализации и обработки данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) и их интеграции в геоинформационные системы (ГИС) [9].

Программный комплекс содержит спектральные библиотеки и возможности для выполнения спектрального и топографического анализа, анализа растительности и классификации изображений.

Отличительной особенностью программного комплекса *ENVI* является открытая архитектура и наличие языка программирования *IDL* (*Interactive Data Language*), с помощью которого можно существенно расширить функциональные возможности программы для решения специализированных задач: автоматизировать существующие алгоритмы, а также создавать собственные алгоритмы обработки данных и выполнять пакетную обработку данных ДЗЗ.

Язык программирования *IDL* (*Interactive Data Language*) [10] — интерактивный язык управления данными, который является средой для анализа и визуализации данных и создания различных приложений.

Язык *IDL* объединяет все инструменты — от оперативного анализа и визуализации данных в диалоговом режиме до крупномасштабных коммерческих программных проектов. *IDL* применяется в различных отраслях научной деятельности: при обработке данных ДЗЗ, медицине, метрологии, моделировании сложных физических экспериментов.

Библиотека *IDL* составлена из математических, статистических методов, а также функций обработки изображений и сигналов. Имеется возможность расширения библиотеки *IDL* путем добавления в нее собственных модулей.

Язык управления данными *IDL* позволяет:

- создавать сложные карты и трёхмерные модели рельефа; визуализация данных обеспечивается двумя типами рендеринга: программным и рендерингом с использованием аппаратных *3D*-ускорителей, поддерживающих библиотеку *OpenGL (Open Graphics Library)*;

- работать с данными различных форматов: в т. ч. таких известных графических форматов как *BMP, JPEG, PNG, TIFF*, форматов, разработанных специально для научных задач, например, *HDF, CDF, NCDF* и др. распространенных форматов, например *XML, ASCII*. существует возможность работы с данными в формате *DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine)*;

- визуализировать данные и получать информацию с помощью современных методов обработки изображений, строить *2D*- и *3D*-графики на основе различных данных; придавать наглядность изображениям с помощью использования светотеневой пластики рельефа и проецирования изображений;

- работать с удаленными данными, используя протоколы *HTTP* и *FTP*.

Данный программный продукт использовался для расчета главных компонент, по необходимости уменьшения размерности данных и их корреляции между собой. Также используя встроенный язык программирования *IDL*, о котором говорилось ранее были созданы модули с помощью которых были получены данные содержащие текстурные признаки.

### **3.2 Модуль получения данных содержащих текстурные признаки**

Листинг модуля получения данных содержащих текстурные признаки представлена в приложении А. Исходными данными для данного модуля могут служить различные типы изображений, в том числе и не только космоснимки. На выходе получается набор слоев, который содержит большинство текстурных признаков, описанных в главе «Текстурные признаки изображений»

### 3.3 Модуль расчета коэффициента Бхаттачария

Осуществляя классификацию элементов изображения, без учителя, на не заданное априори число классов. Оценка «правильного» числа классов происходит путём расчета параметра  $B_5$ , характеризующего качество структурирования данных [10].

$$B_5 = tr(S_b) \times tr(S_w), \quad (18)$$

где  $tr()$  – след матрицы, т.е. сумма её диагональных элементов,

$$S_w = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \varepsilon\{x\}, \quad (19)$$

где  $x$  – вектор признаков,

$$\varepsilon\{x\} = \frac{1}{M_k} \sum_{x_i \in S_k} (x_i - \mu_0)(x_i - \mu_k)^T, \quad (20)$$

где  $\mu_k$  – средний вектор класса  $k$ ,

$M_k$  – число объектов попавших в  $k$ -й класс,

$x_i$  – объект  $K$ -ого класса,

$S_k$  – множество всех объектов  $k$ -ого класса,

$K$  – общее число классов.

$$S_b = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (\mu_k - \mu_0)(\mu_k - \mu_0)^T, \quad (21)$$

где  $\mu_0$  – среднее по всей совокупности векторов высчитываемых как:

$$\mu_0 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i, \quad (22)$$

где  $M$  – общее число классифицируемых объектов.

Таким образом, в данной главе описан весь технический инструментарий и дополнительные модули, разработанные самостоятельно в связи с их отсутствием в текущем программном продукте, который использовался для обработки космоснимков и подготовки к этапу кластеризации и сегментации.

## **4 Алгоритм на примере сельскохозяйственных угодий**

### **4.1 Способ неявного задания критерия компактности**

В работе используется критерий компактности, для определения набора пикселей, которые составляют объект. На практике данный критерий – это два ограничения, которые накладываются на данные: первое, компактность пикселей внутри пространства признаков на основе кластеризации, т.е. при сегментации изображения, пиксель анализируется на вхождение в объект, на основе разброса свойств объекта, если значения пикселя попадают в диапазон свойств объекта, то пиксель относится к данному объекту. Иначе говоря, первый критерий компактности, присутствует в пространстве признаков или свойств. При переходе от пространства признаков к пространству изображения, возникает второе условие, или второй критерий компактности – так называемое восьми соседство пикселей на изображении, при котором сегмент образуется на основе соседства пикселей изображения друг с другом. Кратко можно сказать, что при наложении первого условия пиксели плотны в пространстве свойств, при наложении второго условия пиксели плотны в пространстве изображения.

В качестве априорной информации т.е. целями или стартовыми точками для алгоритма сегментации служат карты, например, карты сельскохозяйственных полей Сухобузимского района, Красноярского края (рис. 4).

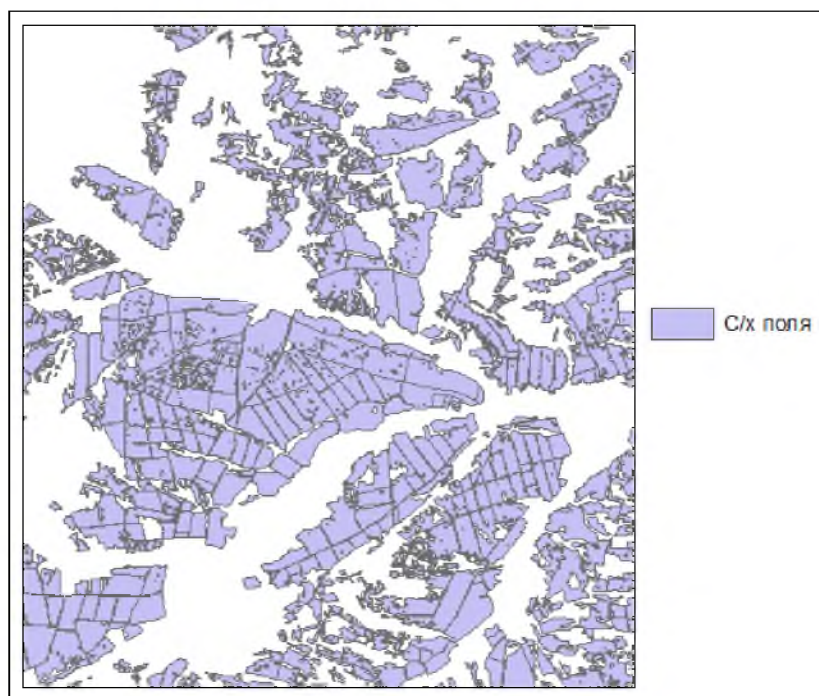


Рисунок 4 – Карта сельскохозяйственных полей  
Сухобузимского района

В связи с изменением различных условий произрастания культур от сезона к сезону, таких как вспашка, обработка химикатами, увлажнение, реальные границы произрастающих культур на полях искажены. В связи с этим определение реальных границ произрастания культур внутри полей является актуальной задачей. При обнаружении границ с/х культур существуют площади, которые не обрабатывались должным образом, либо по иным обстоятельствам, тем самым отличаются от общей массы и являются местами пристального наблюдения агрономами. Таким образом для набора статистики по каждому полю определяются центры и на площади размером 10-15% от общей площади поля рассчитывается диапазон значений свойств объектов. Данные интервалы значений показывают разброс свойств присущих конкретному полю, с произрастающей на нем культурой, что позволяет определить в дальнейшем однородные участки, а также участки максимально отличающиеся по свойствам от объекта исследования. Таким образом, неявное задание критерия компактности предполагает, что значение критерия не задается априорной

информацией, а определяется непосредственно при работе алгоритма и на каждом рассматриваемом объекте, в данном случае поле.

#### **4.2 Расчет признакового пространства. Преобразование главных компонент**

Исходными данными для проведения обработки послужил снимок сельскохозяйственных полей Сухобузимского района полученный с прибора SPOT6. Исходные данные представляли файл с тремя каналами: синим, зеленым и красным диапазонами.

Для эксперимента взяты 3 случайно выбранных поля с номерами 125, 138 и 239, границы которых показаны на рисунке 5.

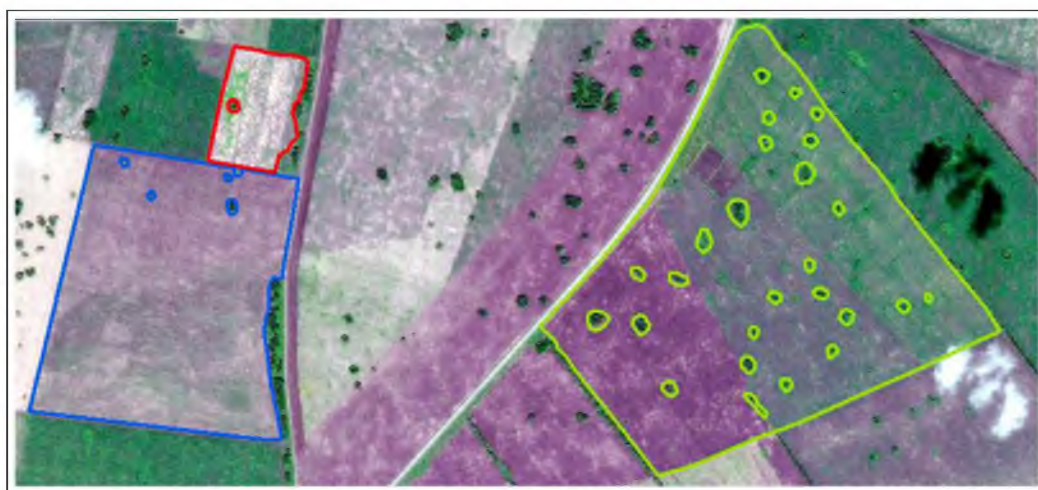


Рисунок 5 – Снимок полей Сухобузимского района с маской полей

Дальнейшие действия предполагали выделение набора признаков на изображении. Для достижения данной цели взяты 2 различных по вычислению набора признаков: пространственно-независимыми друг от друга ячейками и пространственно-зависимыми друг от друга ячейками признаки.

В первый набор вошли такие признаки как:

- энтропию, по формуле 4;

- энергию, по формуле 5;
- вариацию, по формуле 6;

Во второй набор вошли признаки:

- среднее, по формуле 7;
- энергия, по формуле 8;
- контраст, по формуле 9;
- однородность, по формуле 10;
- дисперсия, по формуле 11;
- второй угловой момент, по формуле 12;
- момент обратной разности, по формуле 15;
- вариация, по формуле 13;
- энтропия, по формуле 16.

Далее каждый угол по матрице смежности не рассматривался как признак в отдельности, а признак составляет усредненную сумму по всем углам рассчитываемый по формуле 17.

$$P = \frac{P_{1,0} + P_{1,45} + P_{1,90} + P_{1,135}}{4}, \quad (17)$$

где  $P_{d,a}$  – матрица смежности, построенная по расстоянию  $d$  и углом  $a$ .

Расчет всех признаков производился окнами размеров 3x3, 5x5 и 7x7. Это позволило расширить признаковое пространство, тем самым отследить текстуру на различных размерах окон. К этому набору добавлены исходные слои изображения, так как исключать их информативность будет неверно.

Таким образом, получено признаковое пространство, в котором каждый пиксель характеризовался вектором в количестве 111 значений.

После, множество признаков подверглось преобразованию главных компонент, или преобразованию Карунена-Лоэва. Преобразование главных компонент часто применяют для изображений, так как изображения содержат



избыточную информацию, как следствие содержательного и шумового взаимодействия соседних элементов. Рисунок 6 иллюстрирует график на котором представлена информативность компонент по полю с номером 125.

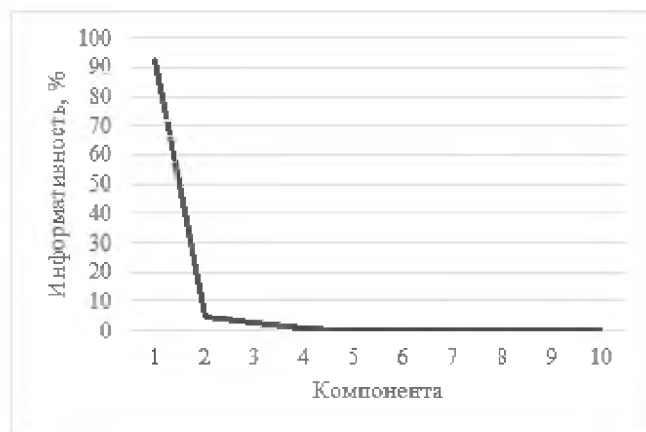


Рисунок 6 – График информативности в каждой компоненте по полю с номером 125

Рисунок 7 иллюстрирует график на котором представлена информативность компонент по полю с номером 138.



Рисунок 7 – График информативности в каждой компоненте по полю с номером 138

Рисунок 8 иллюстрирует график на котором представлена информативность компонент по полю с номером 239.

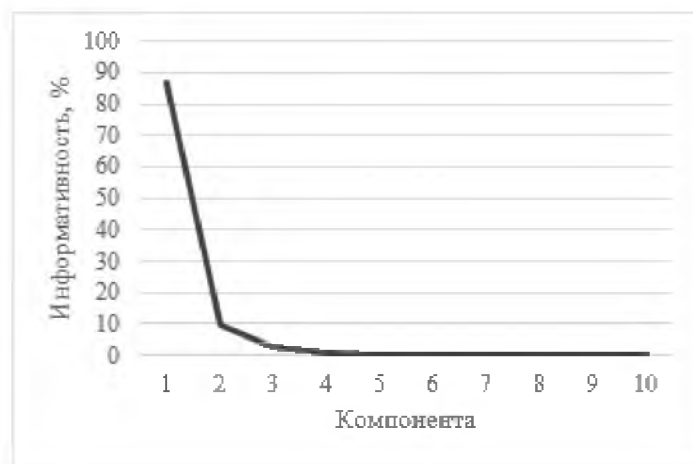


Рисунок 8 – График информативности в каждой компоненте по полю с номером 239

Данное преобразование проведено в программном продукте ENVI. Проанализировав собственные значения каждого из полученных результатов, можно подсчитать, что в первых трех компонентах по каждому из наборов содержится не менее 99% информации после преобразования главных компонент. В приложении А приведены гистограммы распределения значений по каждому полю и в каждой компоненте отдельно.

## 4.2 Кластеризация

После получения необходимого набора признаков, а также избавлении от коррелированности признаков, на основе данных проведена кластеризация на каждом этапе производился расчет коэффициента Бхаттачария. В связи с чем работа прошла на основе алгоритма, представленного ниже.

- 1) Присвоение количества классов  $N = 2$ ;
- 2) Кластеризация методом K-means;
- 3) Расчет коэффициента Бхаттачария;
- 4) Сравнение значения коэффициента с предыдущим результатом;

5) Если значение больше предыдущего результата, то  $N = N + 1$  и переход на пункт 2.

Применив данный алгоритм, значение оптимального количества классов для поля с номером 125, равнялось четырем (рисунок 9).

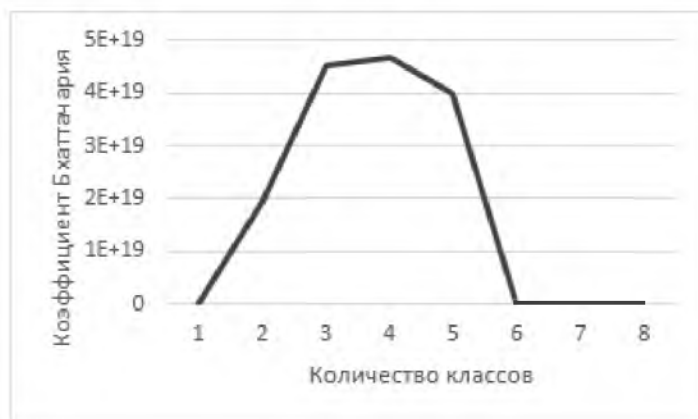


Рисунок 9 – График зависимости количества классов и рассчитываемый коэффициент Бхаттачария

Значение оптимального количества классов для поля с номером 138, равнялось трем (рисунок 10).

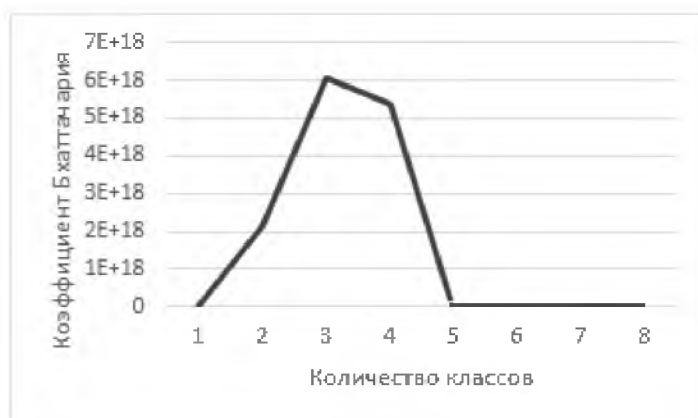


Рисунок 10 – График зависимости количества классов и рассчитываемый коэффициент Бхаттачария

Значение оптимального количества классов для поля с номером 239, равнялось трем (рисунок 11).

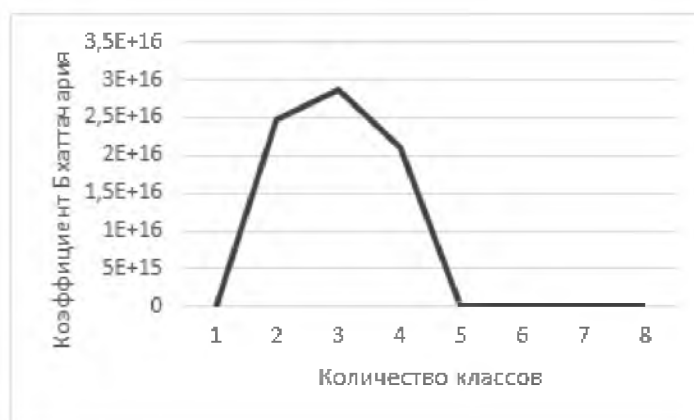


Рисунок 11 – График зависимости количества классов и рассчитываемый коэффициент Бхаттачария

На графиках выше представлены результаты выполнения программы. По оси абсцисс откладывается количество классов, а по оси ординат – вычисленное значение критерия Бхаттачария. Для нахождения оптимального количества классов необходимо найти точку перегиба и принять соответствующее ей количество классов.

На графиках, точками перегиба являются точки, с количеством классов равное четыре в первом случае и три во втором и третьем. Таким образом, кластеризация, выполненная с данным количеством классов является оптимальной и описывает естественную структуру данных. На рисунке 12 представлена кластеризация поля с номером 125, где разбиение произведено на 4 класса.

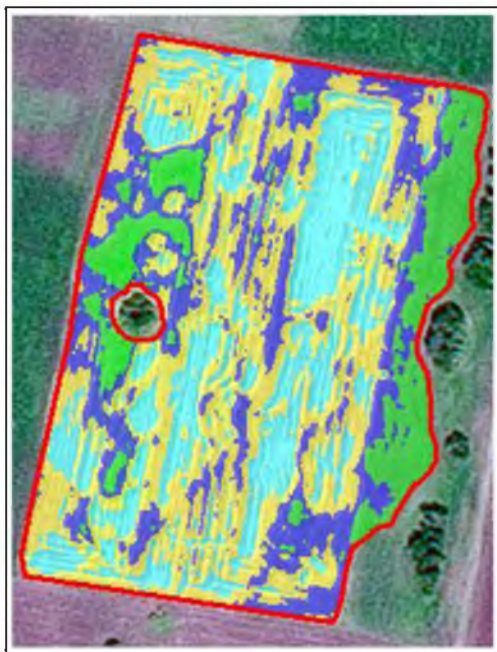


Рисунок 12– Результат кластеризации с оптимальным количеством классов по полю с номером 125

На рисунке 13 представлена кластеризация поля с номером 138, где разбиение произведено на 3 класса.

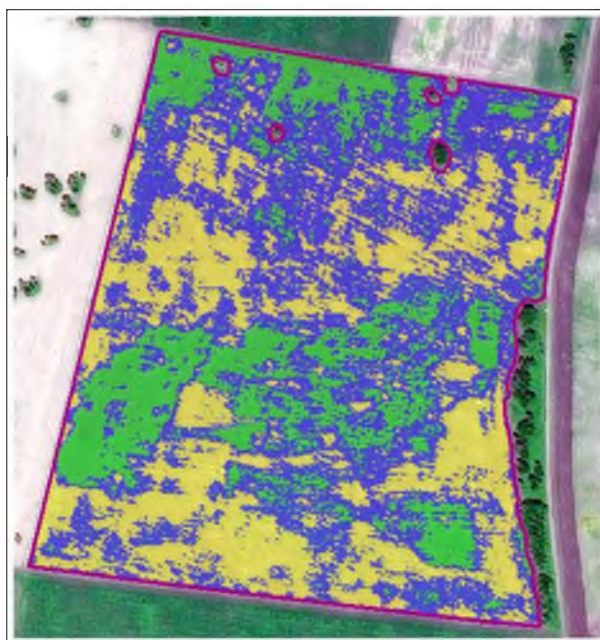


Рисунок 13 – Результат кластеризации с оптимальным количеством классов по полю с номером 138

На рисунке 14 представлена кластеризация поля с номером 239, где разбиение произведено на 3 класса.

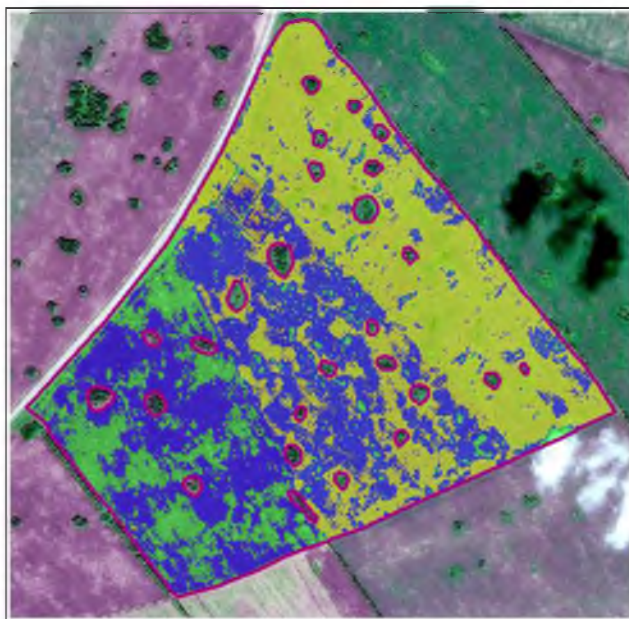


Рисунок 14 – Результат кластеризации с оптимальным количеством классов по полю с номером 239

Следует отметить, что данное число классов можно считать оптимальным только на данном поле и только используя метод кластеризации K-mean, при анализе другого поля или применение другого метода кластеризации может отличаться по количеству классов.

### **4.3 Алгоритм сегментации**

В работе сегментация происходит методом наращивания областей, используя критерий компактности, который описан в разделе «Способ неявного задания критерия компактности». А именно один критерий компактности в пространстве свойств, второй в пространстве изображения.

На данном этапе сегментация использует априорное задание цели, то есть программе необходимо самостоятельно задавать стартовые точки и размер

выборки в процентном соотношении, на основе которой происходит накопление значений характерных для поля. Исходя из стартовой точки и области анализа, происходит вычисление разброса свойств внутри этой области.

Алгоритм сегментации довольно прост и состоит из трех этапов:

1. При сканировании изображения, находится затравочная точка, пиксель изображения, для каждого поля, который был задан в начале процедуры.

2. Начинает работу алгоритм наращивания областей. Проверяется восьми соседство точки и компактность точки внутри свойств объекта, если существует пиксель удовлетворяющий критерию компактности, озвученному выше, то пиксель добавляется в сегмент, и в дальнейшем проверка происходит уже данного пикселя.

3. На следующем этапе происходит проверка изображения на неоднородности, которые по причине удаленности свойств пикселя и объекта не попали в объекты. Данные объекты-неоднородности проверяются на совпадение по характеристикам к близлежащему объекту, если их свойства совпадают, то рассматриваемый объект относится к объекту более крупному. Но при значительном расхождении свойств рассматриваемого объекта и находящегося рядом объекта рассматриваемый объект помечается как новая неоднородность близлежащего объекта.

Результат сегментации поля с номером 125 представлен на рисунке 15.



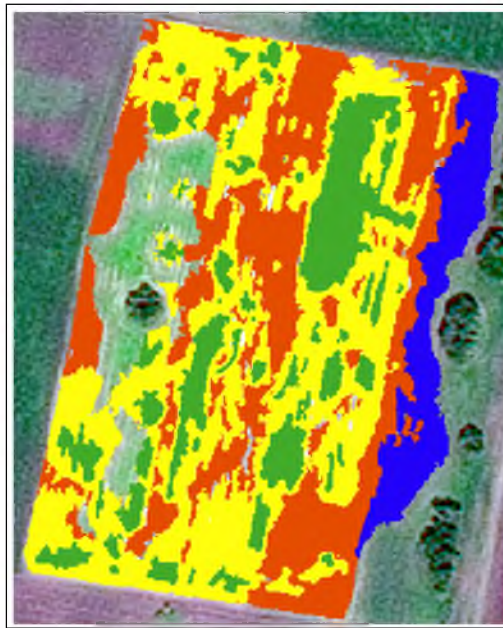


Рисунок 15 – Результат сегментации поля с номером 125

Результат сегментации поля с номером 138 представлен на рисунке 16, точкой на изображении представлена точка вокруг которой происходил анализ разброса свойств на поле, а также это стартовая точка сегментации.

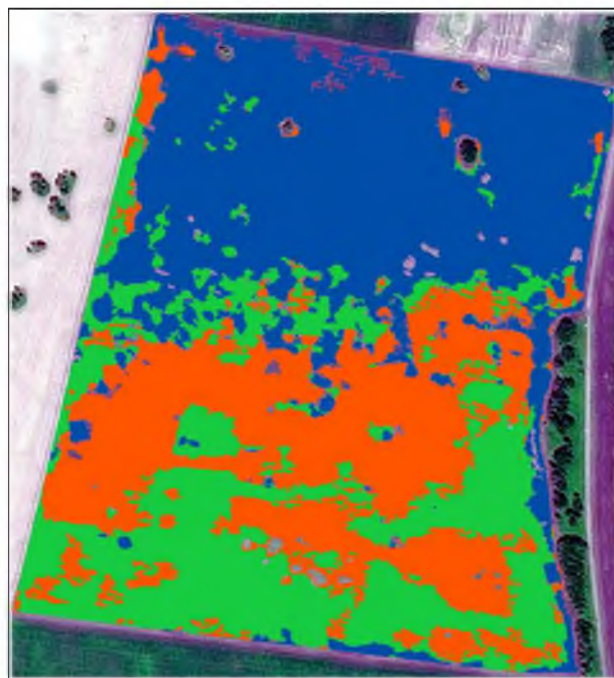


Рисунок 16 – Результат сегментации поля с номером 138



Поле с номером 239 подверглось 3 этапам сегментации, в каждом случае с новой стартовой точки, данное действие имело место по причине по которой поле состоит из трех отдельно взятых полей и какое является исходным информации нет. Результат сегментации поля с номером 239 представлен на рисунке 17. Начиная сегментацию с каждой новой точки получился четко сформированный объект, который отличался от других.

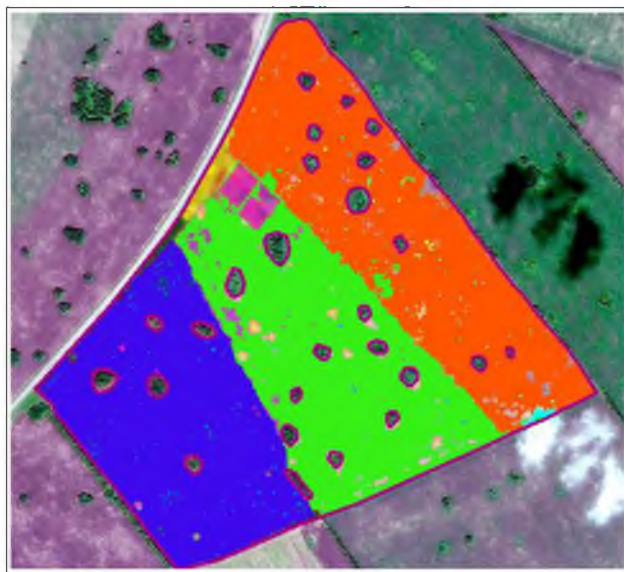


Рисунок 17 – Результат сегментации поля с номером 239

Результаты сегментации показывают достаточно однородные области и в тоже время неразрывные. Следующим этапом работы будет отследить остальную область, не попавшую в первоначальную и интерпретировать данную область, а также интерпретировать мелкие объекты, существующие внутри основных областей.

В данной главе описан критерий компактности или ограничения которые накладываются на цели, преследуемые на изображении, а также показан алгоритм сегментации и его результаты, которые отображают реальные границы объектов внутри сельскохозяйственного поля.

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

Подводя итог стоит отметить, что все поставленные задачи выполнены, а именно, создан и апробирован алгоритм выделения реальных границ, или определения текущего состояния сельскохозяйственных полей. Разработан модуль в среде IDL Workbench ENVI, позволяющий выделять на изображения текстуру, которая является дополнением к исходным данным. Так же в рамках диссертационной работы разработан модуль по определению естественного количества классов на изображении использующий в своем алгоритме метод кластеризации к-средних и коэффициент Бхаттачария. Сегментация выполнена методом наращивания областей с использованием критерия компактности, состоящего из двух ограничений: восьми соседства пикселей в пространстве изображения и компактности элементов класса в пространстве свойств.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- 1 Haralick Robert M. Textural features for image classification / Robert M. Haralick, K. Shanmugam, Its'hak Dinstein // IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN AND CYBERNETICS Vol. SMC-3. – 1973. – №3. – с. 610-621.
- 2 Колодникова Н. В. Обзор текстурных признаков для задач распознавания образов / Н.В. Колодникова // доклад ТУСУР. Автоматизированные системы обработки информации, управления и проектирования. – 2004.
- 3 Пестунов И.А. Информативность систем текстурных признаков классификации спутниковых изображений с высоким пространственным разрешением / И.А. Пестунов. – 2012.
- 4 Мицель А.А. Непараметрический алгоритм текстурного анализа аэрокосмических снимков / А.А. Мицель, Н.В. Колодникова, К.Т. Протасов // Технические науки. – с. 65-70.
- 5 Пестунов И.А. Алгоритмы спектрально-текстурной сегментации спутниковых изображений высокого пространственного разрешения / И.А. Пестунов, С.А. Рылов // Вестник КемГУ. – 2012. – №4. – с. 104-109.
- 6 Aguera Francisco Using texture analysis to improve per-pixel classification of very high resolution images for mapping plastic greenhouses / Francisco Aguera, Fernando J. Aguilar, Manuel A. Aguilar // ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing. – 2008. – с. 635-646.
- 7 Андреев Г.А. Анализ и синтез случайных пространственных текстур / Г.А. Андреев, О.В. Базарский, А.С. Глауберман, А.И. Колесников, Ю.В. Коржик, Я.Л. Хлявич // Зарубежная радиоэлектроника. – 1984. – №2. – с. 3–33.
- 8 Satellite imaging. [Электронный ресурс] : Режим доступа: <http://www.satimagingcorp.com/satellite-sensors/spot-6/>
- 9 Геоинформационные системы и аэрокосмический мониторинг. [Электронный ресурс] : Режим доступа: <http://www.envisoft.ru/idl.html>

- 10 Bhattacharyya A. On a measure of divergence between two statistical populations defined by their probability distributions. //Bulletin of the Calcutta Mathematical Society 35. – 1943. – с. 99-109.
- 11 Потатуркин А.О. Исследование эффективности пространственных признаков при ландшафтной классификации по многоспектральным космическим изображениям / А. О. Потатуркин // Перспективные информационные технологии. – 2016.
- 12 Цибульский Г. М. Мультиагентный подход к анализу изображений / Г. М. Цибульский // Диссертация. – 2005.
- 13 Алтынцев М. А. Разработка методик автоматизированного дешифрирования многозональных космических снимков высокого разрешения для мониторинга природно-территориальных комплексов / М. А. Алтынцев // Диссертация. – 2011.
- 14 Елизаров А. И. Алгоритмы и программные средства идентификации полутонных изображений / А. И. Елизаров // Диссертация. – 2003.

## ПРИЛОЖЕНИЕ А

### Листинг модуля расчета текстурных признаков

```
PRO feature

Dir = 'C:\temp\files\haralik\'

file = FILEPATH( 'source138.TIF',ROOT_DIR = Dir)

file_out_energy = FILEPATH('energy.TIF', ROOT_DIR = Dir)
file_out_entropy = FILEPATH('entropy.TIF', ROOT_DIR = Dir)
file_out_variative = FILEPATH('variative.TIF', ROOT_DIR = Dir)
file_out_odnorodnostH = FILEPATH('odnorodnostH.TIF', ROOT_DIR = Dir)
file_out_energyH = FILEPATH('energyH.TIF', ROOT_DIR = Dir)
file_out_meanH = FILEPATH('meanH.TIF', ROOT_DIR = Dir)
file_out_diviationH = FILEPATH('diviationH.TIF', ROOT_DIR = Dir)
file_out_contrastH = FILEPATH('contrastH.TIF', ROOT_DIR = Dir)
file_out_secondAngMomentH = FILEPATH('secondAngMomentH.TIF', ROOT_DIR = Dir)
file_out_reverseMomentDiviationH = FILEPATH('reverseMomentDiviationH.TIF',
ROOT_DIR = Dir)
file_out_variativeH = FILEPATH('variativeH.TIF', ROOT_DIR = Dir)
file_out_corellationH = FILEPATH('corellationH.TIF', ROOT_DIR = Dir)
file_out_entropyH = FILEPATH('entropyH.TIF', ROOT_DIR = Dir)

;-----
;
;-----
S = 0S
ch = READ_TIFF( file, CH = S ,GEOTIFF = geoTiff_metadata, INTERLEAVE = 0)
;-----
;
;-----
Widht = 0D
Height = 0D
Size_mask = 0D
Dif = 0D
Sum_smezh090 = 0D
Sum_smezh45135 = 0D
K = 0

Widht = 782
Height = 856
Size_mask = 5
Dif = (size_mask - 1) / 2
Sum_smezh = DINDGEN(2)
Sum_smezh[0] = 2 * (size_mask - 1) * size_mask
Sum_smezh[1] = 2 * (size_mask - 1) * (size_mask - 1)
;-----
;
;-----
z1_0 = DINDGEN(2 * size_mask * size_mask) * 0
z2_0 = DINDGEN(2 * size_mask * size_mask) * 0
z3_0 = DINDGEN(2 * size_mask * size_mask) * 0

z1_90 = DINDGEN(2 * size_mask * size_mask) * 0
z2_90 = DINDGEN(2 * size_mask * size_mask) * 0
z3_90 = DINDGEN(2 * size_mask * size_mask) * 0

z1_45 = DINDGEN(2 * size_mask * size_mask) * 0
z2_45 = DINDGEN(2 * size_mask * size_mask) * 0
```

```

z3_45 = DINDGEN(2 * size_mask * size_mask) * 0

z1_135 = DINDGEN(2 * size_mask * size_mask) * 0
z2_135 = DINDGEN(2 * size_mask * size_mask) * 0
z3_135 = DINDGEN(2 * size_mask * size_mask) * 0

QUANT = MAX(ch)
haralikSum = DINDGEN(QUANT + 1, QUANT + 1)
;-----
;Результирующие матрицы
;-----
energy = DINDGEN(Widht - 6, Height - 6) * 0D
entropy = DINDGEN(Widht - 6, Height - 6) * 0D
variative = DINDGEN(Widht - 6, Height - 6) * 0D
odnorodnostH = DINDGEN(Widht - 6, Height - 6) * 0D
energyH = DINDGEN(Widht - 6, Height - 6) * 0D
meanH = DINDGEN(Widht - 6, Height - 6) * 0D
diviationH = DINDGEN(Widht - 6, Height - 6) * 0D
contrastH = DINDGEN(Widht - 6, Height - 6) * 0D
secondAngMomentumH = DINDGEN(Widht - 6, Height - 6) * 0D
reverseMomentDiviationH = DINDGEN(Widht - 6, Height - 6) * 0D
variativeH = DINDGEN(Widht - 6, Height - 6) * 0D
corellationH = DINDGEN(Widht - 6, Height - 6) * 0D
entropyH = DINDGEN(Widht - 6, Height - 6) * 0D

;-----
ok = QUERY_TIFF(file) ; пока все хорошо
;-----
;обычная статистика
IF (ok) THEN BEGIN
    FOR i=0,Widht - 1 DO BEGIN
        FOR j=0,Height - 1 DO BEGIN
            Fg = 0L
            m = 0L
            IF ((i GE 3) && (j GE 3) && (i LT Widht - 3) && (j LT Height - 3))
            THEN BEGIN
                FOR a=i - dif, i + dif DO BEGIN
                    FOR s=j - dif, j + dif DO BEGIN
                        m += ch[a, s]
                        IF (ch[a, s] EQ ch[i, j]) THEN BEGIN
                            Fg = Fg + 1
                        ENDIF
                    ENDFOR
                ENDFOR
                m = m / (size_mask * size_mask)
                energy[i - 3, j - 3] = (Fg * Fg)
                IF (Fg GT 0) THEN BEGIN
                    entropy[i - 3, j - 3] = -1 * (Fg * ALOG10(Fg))
                ENDIF ELSE BEGIN
                    entropy[i - 3, j - 3] = 0
                ENDELSE
                variative[i - 3, j - 3] = ((ch[i, j] - m) ^ 2)
            ENDIF
        ENDFOR
    ENDFOR
;Признаки Харалика
;-----
    FOR i = 0, Widht - 1 DO BEGIN
        FOR j = 0, Height - 1 DO BEGIN
            K = 0
            IF ((i GE 3) && (j GE 3) && (i LT Widht - 3) && (j LT Height -
3)) THEN BEGIN

```

```

z1_0 = z1_0 * 0
z2_0 = z2_0 * 0
z3_0 = z3_0 * 0

z1_90 = z1_90 * 0
z2_90 = z2_90 * 0
z3_90 = z3_90 * 0

z1_45 = z1_45 * 0
z2_45 = z2_45 * 0
z3_45 = z3_45 * 0

z1_135 = z1_135 * 0
z2_135 = z2_135 * 0
z3_135 = z3_135 * 0

haralikSum *= 0D

FOR a = i - dif, i + dif DO BEGIN
  FOR s = j - dif, j + dif DO BEGIN
    ; * 1
    IF (a LT i + dif) THEN BEGIN
      z1_0[K] = ch[a, s]
      z2_0[K] = ch[a + 1, s]
    ENDIF
    ; * 5
    IF (a GT i - dif) THEN BEGIN
      z1_0[K + (size_mask * size_mask)] = ch[a, s]
      z2_0[K + (size_mask * size_mask)] = ch[a - 1, s]
    ENDIF
    ; * 7
    IF (s GT j - dif) THEN BEGIN
      z1_90[K] = ch[a, s]
      z2_90[K] = ch[a, s - 1]
    ENDIF
    ; * 3
    IF (s LT j + dif) THEN BEGIN
      z1_90[K + (size_mask * size_mask)] = ch[a, s]
      z2_90[K + (size_mask * size_mask)] = ch[a, s + 1]
    ENDIF
    ; * 8
    IF ((a LT i + dif) && (s GT j - dif)) THEN BEGIN
      z1_45[K] = ch[a, s]
      z2_45[K] = ch[a + 1, s - 1]
    ENDIF
    ; * 4
    IF ((a GT i - dif) && (s LT j + dif)) THEN BEGIN
      z1_45[K + (size_mask * size_mask)] = ch[a, s]
      z2_45[K + (size_mask * size_mask)] = ch[a - 1, s + 1]
    ENDIF
    ; * 6
    IF ((a GT i - dif) && (s GT j - dif)) THEN BEGIN
      z1_135[K] = ch[a, s]
      z2_135[K] = ch[a - 1, s - 1]
    ENDIF
    ; * 2
    IF ((a LT i + dif) && (s LT j + dif)) THEN BEGIN
      z1_135[K + (size_mask * size_mask)] = ch[a, s]
      z2_135[K + (size_mask * size_mask)] = ch[a + 1, s + 1]
    ENDIF
    K += 1
  ENDFOR
ENDFOR

```

```

        FOR a = 0, (2 * size_mask * size_mask) - 1 DO BEGIN
            FOR s = 0, (2 * size_mask * size_mask) - 1 DO BEGIN
                IF ((z1_0[a] EQ z1_0[s]) && (z2_0[a] EQ z2_0[s])) THEN z3_0[a]
+= 1
                IF ((z1_90[a] EQ z1_90[s]) && (z2_90[a] EQ z2_90[s])) THEN
z3_90[a] += 1
                IF ((z1_45[a] EQ z1_45[s]) && (z2_45[a] EQ z2_45[s])) THEN
z3_45[a] += 1
                IF ((z1_135[a] EQ z1_135[s]) && (z2_135[a] EQ z2_135[s])) THEN
z3_135[a] += 1
            ENDFOR
        ENDFOR

        FOR a = 0, (2 * size_mask * size_mask) - 1 DO BEGIN
            FOR s = 0, (2 * size_mask * size_mask) - 1 DO BEGIN
                IF ((z1_0[a] EQ z1_0[s]) && (z2_0[a] EQ z2_0[s]) && (z3_0[a]
EQ z3_0[s]) && (a NE s) || ((z1_0[s] EQ 0) && (z2_0[s] EQ 0))) THEN z3_0[s]
= 0
                IF ((z1_90[a] EQ z1_90[s]) && (z2_90[a] EQ z2_90[s]) &&
(z3_90[a] EQ z3_90[s]) && (a NE s) || ((z1_90[s] EQ 0) && (z2_90[s] EQ 0)))
THEN z3_90[s] = 0
                IF ((z1_45[a] EQ z1_45[s]) && (z2_45[a] EQ z2_45[s]) &&
(z3_45[a] EQ z3_45[s]) && (a NE s) || ((z1_45[s] EQ 0) && (z2_45[s] EQ 0)))
THEN z3_45[s] = 0
                IF ((z1_135[a] EQ z1_135[s]) && (z2_135[a] EQ z2_135[s]) &&
(z3_135[a] EQ z3_135[s]) && (a NE s) || ((z1_135[s] EQ 0) && (z2_135[s] EQ
0))) THEN z3_135[s] = 0
            ENDFOR
        ENDFOR

        z3_0 /= sum_smezh[0]
        z3_90 /= sum_smezh[0]
        z3_45 /= sum_smezh[1]
        z3_135 /= sum_smezh[1]

        FOR a = 0, (2 * size_mask * size_mask) - 1 DO BEGIN
            haralikSum[z1_0[a], z2_0[a]] += z3_0[a] / 4
            haralikSum[z1_90[a], z2_90[a]] += z3_90[a] / 4
            haralikSum[z1_45[a], z2_45[a]] += z3_45[a] / 4
            haralikSum[z1_135[a], z2_135[a]] += z3_135[a] / 4

            haralikSum[z2_0[a], z1_0[a]] += z3_0[a] / 4
            haralikSum[z2_90[a], z1_90[a]] += z3_90[a] / 4
            haralikSum[z2_45[a], z1_45[a]] += z3_45[a] / 4
            haralikSum[z2_135[a], z1_135[a]] += z3_135[a] / 4
        ENDFOR

        bufMeanA = 0D
        bufMeanS = 0D
        bufStdDevA = 0D
        bufStdDevS = 0D

        FOR a = 0, QUANT - 1 DO BEGIN
            bufMeanA += a * TOTAL(haralikSum[a, *])
            bufMeanS += a * TOTAL(haralikSum[*, a])
        ENDFOR

        FOR a = 0, QUANT - 1 DO BEGIN
            bufStdDevA += (a - bufMeanA) * TOTAL(haralikSum[a, *])
            bufStdDevS += (a - bufMeanS) * TOTAL(haralikSum[*, a])
        ENDFOR

```



```

IF (bufStdDevA EQ 0) THEN bufStdDevA = 1
IF (bufStdDevS EQ 0) THEN bufStdDevS = 1

FOR a = 0, QUANT - 1 DO BEGIN
    meanH[i - 3, j - 3] += a * TOTAL(haralikSum[a, *])
    FOR s = 0, QUANT - 1 DO BEGIN
        IF (haralikSum[a, s] NE 0) THEN BEGIN
            odnorodnostH[i - 3, j - 3] += haralikSum[a, s] / (1 + ABS(a
- s))

            energyH[i - 3, j - 3] += haralikSum[a, s] ^ 2
            contrastH[i - 3, j - 3] += ((a - s) ^ 2) * (haralikSum[a,
s])

            secondAngMomentH[i - 3, j - 3] += (haralikSum[a, s] /
((sum_smezh[0] + sum_smezh[1]) / 2)) ^ 2
            reverseMomentDiviationH[i - 3, j - 3] += (haralikSum[a, s] /
((sum_smezh[0] + sum_smezh[1]) / 2)) / (1 + ((a - s) ^ 2))
            corellationH[i - 3, j - 3] += ((a - bufMeanA) * (s -
bufMeans) * haralikSum[a, s]) / (bufStdDevA * bufStdDevS)
            entropyH[i - 3, j - 3] += (-1) * haralikSum[a, s] *
ALOG10(haralikSum[a, s])
        ENDIF
    ENDFOR
ENDFOR
ENDIF
ENDFOR

FOR i = 0, Widht - 1 DO BEGIN
    FOR j = 0, Height - 1 DO BEGIN
        K = 0
        IF ((i GE 3) && (j GE 3) && (i LT Widht - 3) && (j LT Height -
3)) THEN BEGIN

            z1_0 = z1_0 * 0
            z2_0 = z2_0 * 0
            z3_0 = z3_0 * 0

            z1_90 = z1_90 * 0
            z2_90 = z2_90 * 0
            z3_90 = z3_90 * 0

            z1_45 = z1_45 * 0
            z2_45 = z2_45 * 0
            z3_45 = z3_45 * 0

            z1_135 = z1_135 * 0
            z2_135 = z2_135 * 0
            z3_135 = z3_135 * 0

            haralikSum *= 0D

            FOR a = i - dif, i + dif DO BEGIN
                FOR s = j - dif, j + dif DO BEGIN
                    ; * 1
                    IF (a LT i + dif) THEN BEGIN
                        z1_0[K] = ch[a, s]
                        z2_0[K] = ch[a + 1, s]
                    ENDIF
                    ; * 5
                    IF (a GT i - dif) THEN BEGIN
                        z1_0[K + (size_mask * size_mask)] = ch[a, s]
                        z2_0[K + (size_mask * size_mask)] = ch[a - 1, s]

```

```

ENDIF
; * 7
IF (s GT j - dif) THEN BEGIN
    z1_90[K] = ch[a, s]
    z2_90[K] = ch[a, s - 1]
ENDIF
; * 3
IF (s LT j + dif) THEN BEGIN
    z1_90[K + (size_mask * size_mask)] = ch[a, s]
    z2_90[K + (size_mask * size_mask)] = ch[a, s + 1]
ENDIF
; * 8
IF ((a LT i + dif) && (s GT j - dif)) THEN BEGIN
    z1_45[K] = ch[a, s]
    z2_45[K] = ch[a + 1, s - 1]
ENDIF
; * 4
IF ((a GT i - dif) && (s LT j + dif)) THEN BEGIN
    z1_45[K + (size_mask * size_mask)] = ch[a, s]
    z2_45[K + (size_mask * size_mask)] = ch[a - 1, s + 1]
ENDIF
; * 6
IF ((a GT i - dif) && (s GT j - dif)) THEN BEGIN
    z1_135[K] = ch[a, s]
    z2_135[K] = ch[a - 1, s - 1]
ENDIF
; * 2
IF ((a LT i + dif) && (s LT j + dif)) THEN BEGIN
    z1_135[K + (size_mask * size_mask)] = ch[a, s]
    z2_135[K + (size_mask * size_mask)] = ch[a + 1, s + 1]
ENDIF
K += 1
ENDFOR
ENDFOR

FOR a = 0, (2 * size_mask * size_mask) - 1 DO BEGIN
    FOR s = 0, (2 * size_mask * size_mask) - 1 DO BEGIN
        IF ((z1_0[a] EQ z1_0[s]) && (z2_0[a] EQ z2_0[s])) THEN z3_0[a]
+= 1
        IF ((z1_90[a] EQ z1_90[s]) && (z2_90[a] EQ z2_90[s])) THEN
z3_90[a] += 1
        IF ((z1_45[a] EQ z1_45[s]) && (z2_45[a] EQ z2_45[s])) THEN
z3_45[a] += 1
        IF ((z1_135[a] EQ z1_135[s]) && (z2_135[a] EQ z2_135[s])) THEN
z3_135[a] += 1
    ENDFOR
ENDFOR

FOR a = 0, (2 * size_mask * size_mask) - 1 DO BEGIN
    FOR s = 0, (2 * size_mask * size_mask) - 1 DO BEGIN
        IF ((z1_0[a] EQ z1_0[s]) && (z2_0[a] EQ z2_0[s]) && (z3_0[a]
EQ z3_0[s]) && (a NE s) || ((z1_0[s] EQ 0) && (z2_0[s] EQ 0))) THEN z3_0[s]
= 0
        IF ((z1_90[a] EQ z1_90[s]) && (z2_90[a] EQ z2_90[s]) &&
(z3_90[a] EQ z3_90[s]) && (a NE s) || ((z1_90[s] EQ 0) && (z2_90[s] EQ 0)))
THEN z3_90[s] = 0
        IF ((z1_45[a] EQ z1_45[s]) && (z2_45[a] EQ z2_45[s]) &&
(z3_45[a] EQ z3_45[s]) && (a NE s) || ((z1_45[s] EQ 0) && (z2_45[s] EQ 0)))
THEN z3_45[s] = 0
        IF ((z1_135[a] EQ z1_135[s]) && (z2_135[a] EQ z2_135[s]) &&
(z3_135[a] EQ z3_135[s]) && (a NE s) || ((z1_135[s] EQ 0) && (z2_135[s] EQ
0))) THEN z3_135[s] = 0
    ENDFOR
ENDFOR

```

```

ENDFOR

z3_0 /= sum_smezh[0]
z3_90 /= sum_smezh[0]
z3_45 /= sum_smezh[1]
z3_135 /= sum_smezh[1]
FOR a = 0, (2 * size_mask * size_mask) - 1 DO BEGIN
    haralikSum[z1_0[a], z2_0[a]] += z3_0[a] / 4
    haralikSum[z1_90[a], z2_90[a]] += z3_90[a] / 4
    haralikSum[z1_45[a], z2_45[a]] += z3_45[a] / 4
    haralikSum[z1_135[a], z2_135[a]] += z3_135[a] / 4

    haralikSum[z2_0[a], z1_0[a]] += z3_0[a] / 4
    haralikSum[z2_90[a], z1_90[a]] += z3_90[a] / 4
    haralikSum[z2_45[a], z1_45[a]] += z3_45[a] / 4
    haralikSum[z2_135[a], z1_135[a]] += z3_135[a] / 4
ENDFOR

FOR a = 0, QUANT - 1 DO BEGIN
    variativeH[i - 3, j - 3] += ((a - secondAngMomentH[i - 3, j -
3]) ^ 2) * TOTAL(haralikSum[a, *])
    FOR s = 0, QUANT - 1 DO BEGIN
        IF (haralikSum[a, s] NE 0) THEN BEGIN
            diviationH[i - 3, j - 3] += ((a - meanH[i - 3, j - 3]) ^ 2)
* (haralikSum[a, s] / ((sum_smezh[0] + sum_smezh[1]) / 2))
        ENDIF
    ENDFOR
ENDFOR
ENDIF
ENDFOR
ENDFOR
ENDIF
;-----
; Вывод
;-----
WRITE_TIFF, file_out_energy, energy, /FLOAT, GEOTIFF = geoTiff_metadata
WRITE_TIFF, file_out_entropy, entropy, /FLOAT, GEOTIFF = geoTiff_metadata
WRITE_TIFF, file_out_variative, variative, /FLOAT, GEOTIFF =
geoTiff_metadata
WRITE_TIFF, file_out_odnorodnostH, odnorodnostH, /FLOAT, GEOTIFF =
geoTiff_metadata
WRITE_TIFF, file_out_meanH, meanH, /FLOAT, GEOTIFF = geoTiff_metadata
WRITE_TIFF, file_out_energyH, energyH, /FLOAT, GEOTIFF = geoTiff_metadata
WRITE_TIFF, file_out_diviationH, diviationH, /FLOAT, GEOTIFF =
geoTiff_metadata
WRITE_TIFF, file_out_contrastH, contrastH, /FLOAT, GEOTIFF =
geoTiff_metadata
WRITE_TIFF, file_out_secondAngMomentH, secondAngMomentH, /FLOAT, GEOTIFF =
geoTiff_metadata
WRITE_TIFF, file_out_reverseMomentDiviationH, reverseMomentDiviationH,
/FLOAT, GEOTIFF = geoTiff_metadata
WRITE_TIFF, file_out_variativeH, variativeH, /FLOAT, GEOTIFF =
geoTiff_metadata
WRITE_TIFF, file_out_corellationH, corellationH, /FLOAT, GEOTIFF =
geoTiff_metadata
WRITE_TIFF, file_out_entropyH, entropyH, /FLOAT, GEOTIFF = geoTiff_metadata

print, 'END WORK'

END

```